

Weekly Report(Oct. 21th, 2018. 刘一璟)

工作

1. 对方法部分的总结进行改进、修改，使表述清晰、有说服力
2. 尝试对上周发现的问题进行改进，现在可以避免选出patch发生错位、旋转问题，重复选取经过验证发现并不常见
3. 工作时长: 工作日每日8个小时，周末共10小时，共50小时.

工作进度

项目	进度	截止时间
CVPR 投稿	1.将方法变得更一般化，更清晰地指出以往池化操作的问题，稀疏化部分增加了解释2.只需要在选取之后增加校正的步骤，并记录下置换矩阵即可。方法的效果没有提升，但是收敛速度得到大幅提高，训练精度曲线也更加稳定。经过验证发现只有很少一部分特征图出现重复选取的现象	11 月

论文阅读

- 稀疏编码和字典学习已经存在很久，这两者是一体的。
- 首先是字典学习，即用学习到尽量少的特征，并用这些特征通过组合能够还原出数据集中的所有数据，这些学习到的特征集合就称为字典。

- 稀疏编码就是通过字典完成的，将新的数据用字典进行表示，得到的组合系数就被认为是数据的稀疏编码。
- 这一方向和降采样的方法关系不大

Multilayer Convolutional Sparse Modeling: Pursuit and Dictionary Learning

- 研究稀疏编码和字典学习问题
- 提出了新的在线字典学习算法

Algorithm 3: Multi-Layer Convolutional Dictionary Learning

Data: Training samples $\{\mathbf{y}_k\}_{k=1}^K$, initial convolutional dictionaries $\{\mathbf{D}_i\}_{i=1}^L$

for $k = 1, \dots, K$ **do**

 Draw \mathbf{y}_k at random;

 Sparse Coding:

$\gamma_L \leftarrow \arg \min_{\gamma} \|\mathbf{y}_k - \mathbf{D}^{(L)} \gamma\|_2 + \lambda \|\gamma\|_1$;

 Update Dictionaries:

for $i = L, \dots, 2$ **do**

for $t = 1, \dots, T$ **do**

$\mathbf{D}_i^{t+1} \leftarrow \mathcal{H}_{\zeta_i} [\mathbf{D}_i^t - \eta \nabla f(\mathbf{D}_i^t)]$;

for $t = 1, \dots, T$ **do**

$\mathbf{D}_1^{t+1} \leftarrow \mathbf{D}_1^t - \eta \nabla f(\mathbf{D}_1^t)$;

- 在利用作者自己提出的稀疏编码方法后，对MNist数据集进行稀疏编码后进行无监督的线性分类得到了如下的结果：

Method	Test Error
Stacked Denoising Autoencoder (3 layers) [49]	1.28%
k-Sparse Autoencoder (1K units) [22]	1.35%
Shallow WTA Autoencoder (2K units) [23]	1.20%
Stacked WTA Autoencoder (2K units)[23]	1.11%
ML-CSC (1K units) - 2nd Layer Rep.	1.30%
ML-CSC (2K units) - 2nd&3rd Layer Rep.	1.15%

DeNet: Scalable Real-time Object Detection with Directed Sparse Sampling

- 研究目标检测问题. 引入了新的基于角落的roi预测器和基于反卷积的卷积模型

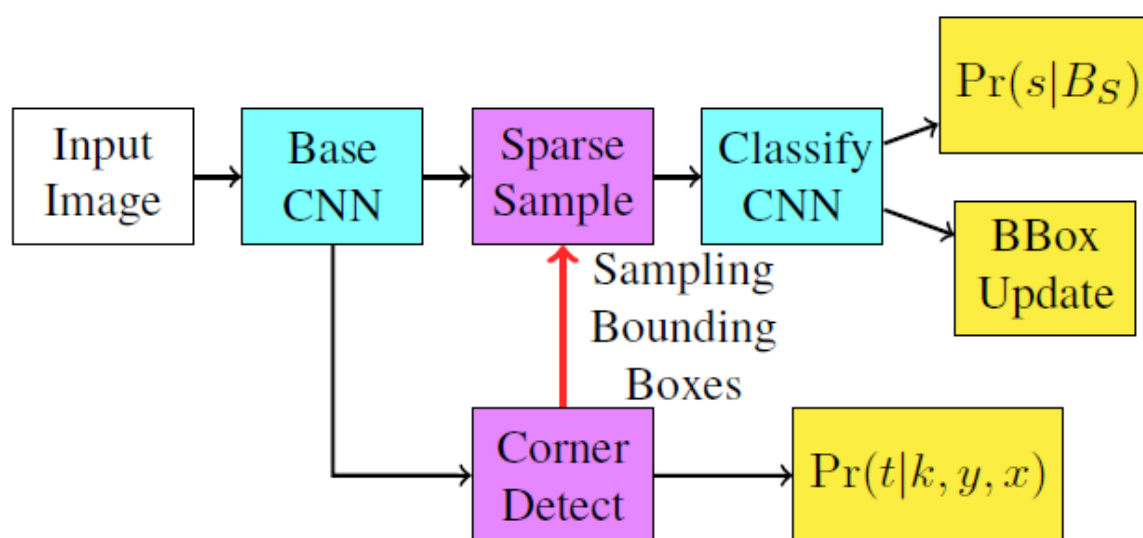


Figure 1. A high level flow diagram depicting the DeNet methodology. The CNN's are highlighted in blue, the novel components in purple and the outputs in yellow. The sampling bounding box dependency B_S (highlighted in red) is held constant during back propagation to produce an end-to-end trained model. The corner distribution and final classification distribution are jointly optimized using cross entropy loss.

- 作者实际上是在预测bounding-box的依赖概率分布，得到了一个针对于此的预测框架，作者称之为Directed Sparse Sampling，并将

它用在了检测CNN模型中

- Directed Sparse Sampling指的是一个联合优化的两阶段CNN，一个阶段得到用户定义感兴趣分值的可能位置，另一个稀疏地对确认分值进行分类

Deep Sparse Representations for Land-Use Scene Classification in Remote Sensing Images

- 研究场景分类问题

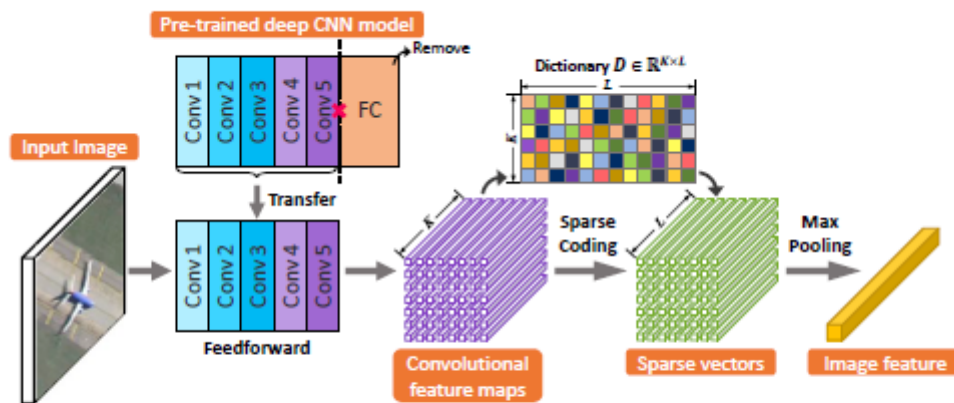


Fig. 1. The pipeline of the proposed DSR. We transfer the pre-trained CNN for extracting deep features by removing all FC layers. Here, the pre-trained CNN is exemplified by the widely-used “5 conv layers + 3 FC layers” CNN architecture.

- 实际上的工作非常简单，对输入图像通过字典学习的方式进行稀疏编码，将编码送入分类器中进行分类